

doi:10.3788/gzxb20174612.1210001

基于自适应分块金字塔匹配核的特征提取算法

李艳荻,徐熙平,王佳琪

(长春理工大学 光电工程学院,长春 130022)

摘 要:为实现全景视场下人体行为特征的有效提取,在原始形状上下文特征匹配算法的基础上,提出一种基于自适应分块思想的金字塔匹配核算法.结合光学成像原理及全景视场下人体投影特点,计算图像二阶中心矩对人体轮廓主轴方向进行补偿,然后对轮廓点进行均匀采样,对各采样点提取形状上下文特征,在匹配过程中分析高维特征空间中采样点的分布特点,采用自适应分块的思想对金字塔匹配核函数的收敛策略进行改进,根据各维度上数据的分布范围自适应地调整收敛系数,以保证各个维度上的点集收敛速度一致.最后通过室内摔倒检测实验来验证算法的可靠性,使用 K 均值聚类方法进行识别,识别率可达 92.9%.该特征提取算法为智能监控系统的稳定性提供了保障.

关键词:特征匹配;图像二阶矩;形状上下文;金字塔核函数

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2017)12-1210001-10

Feature Extraction Based on Pyramid Match Kernel Algorithm with Adaptive Partitioning

LI YAN-di, XU Xi-ping, WANG JIA-qi

(College of Photoelectrical Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: In order to extract human action features effectively under the panoramic view, we propose a novel PMK algorithm with adaptive partitioning based on the original shape context feature matching algorithm. First we combine optical imaging principle with the projection characteristics of human body under the panoramic view, and utilize the second moment to correct the principal axes direction of human contour. Then do the uniform sampling with the edge points, and extract the shape context feature at each sample point. In the process of matching sampling points, through the analysis of the distribution characteristics of sampling points in the high dimensional feature space, we introduce adaptive partitioning to Pyramid Match Kernel (PMK) algorithm to improve the convergence strategy. According to the range of data points at each dimension, the improved algorithm can adjust convergence coefficient the data adaptively, thus achieving the consistent convergence speed of the points set at each dimension. Finally we perform an experiment on fall indoor detection to verify the reliability of the proposed algorithm, and the K-means clustering algorithm is used for classification, the recognition rate can reach 92.9%. The results show that the improved feature extraction algorithm can provide the guarantee for the stability of the intelligent monitoring system.

Key words: Feature matching; Second moment; Shape context; Pyramid match kernel

OCIS Codes: 100.3008; 100.5010; 100.2960; 110.2970; 150.5495

0 引言

人体行为识别在远距离视觉监控系统,人机智能交互,医学诊断和视频传输等领域具有广泛的应用前

基金项目:国家自然科学基金青年基金(No.61605016)和吉林省科技发展计划项目(No.20160520018JH)资助

第一作者:李艳荻(1991—),女,博士研究生,主要研究方向为图像处理,计算机视觉,模式识别等.Email:15948314713@163.com

导师(通讯作者):徐熙平(1969—),男,教授,博士,主要研究方向为光电信号检测、图像处理等.Email:xxp@cust.edu.cn.

收稿日期:2017-05-26;录用日期:2017-07-31

<http://www.photon.ac.cn>

景,鉴于人体本身的可变形特性以及拍摄角度、尺度变化、肢体遮挡等多种干扰因素的影响,特征提取一直都是计算机视觉领域中的研究难点。

目前用于人体行为识别的特征提取方法主要分为基于运动状态,兴趣点及剪影轮廓这三种。早些研究人员将目标的运动轨迹作为行为的特征^[1-2],但是这类特征具有一定局限性,它只适用于一定活动范围内的行为识别,而且对于身体局部运动状态的辨识度不是很理想。Ahad^[3]用运动历史图(Motion History Image, MHI)来表征运动状态,这种特征能够描述行为在时间序列上的先后顺序,对周围环境变化(光照、噪声等)较敏感,因此对目标分割算法的精度要求较高。Laptev^[4]首次将二维 Harris 角点推广到时空域,利用三维时空兴趣点特征进行行为分类,这种特征对投影的几何形变及噪声干扰鲁棒性较好,而且不容易受到视角变化的影响,但是对提取算法的重复性及稳定性要求较严格,另外一旦特征响应函数在某一段时间内找不到显著的极值点,那么该方法失效。文献^[5]提出用二维方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)特征来描述图像信息,该特征对方向、尺度及光照不敏感,提取方法也较简单,但忽略了人体的运动信息,降低了识别效率。文献^[6]根据光流矢量的向量角和幅值信息建立光流直方图(Histograms of Oriented Optical Flow, HOF),用它来描述人体运动状态,但是该特征只能完成时序上的分类,无法完整地描述整体动作在空间上的变化。人体轮廓作为全局特征对纹理变化不敏感,应用较广泛,常用的主要有星型骨架法^[7]和形状上下文^[8-9]等。前者对轮廓曲线的局部特征描述能力较弱,而且对部分遮挡及不规则形变等干扰的鲁棒性较差,传统的形状上下文特征由 Serge Belongie^[10]提出,将图像轮廓点邻域内其他像素点的分布特征作为该点的特征描述符,级联成为整个轮廓的形状直方图。该方法具有较好的平移及尺度不变性,在目标发生微小几何形变及存在异常点的情况下,鲁棒性较好,但缺乏旋转不变性,适用范围具有局限性,而且作为一种高维特征,其复杂的运算量也严重影响了算法的运行效率。

针对形状上下文的高维特性导致运算性能下降问题,本文在原始的采样点匹配算法基础上,提出一种基于自适应分块的金字塔匹配核算法。首先结合光学成像原理及全景视场下人体投影特点,通过计算图像二阶中心矩对人体轮廓主轴方向进行补偿,可以有效地解决缺乏旋转不变性问题。对校正后的图像提取形状上下文特征,在采样点匹配环节利用金字塔匹配核函数直接匹配两个特征点集的相似度,并采用自适应分块的思想对其收敛策略进行改进,相比于其他具有二次或三次时间复杂度的匹配算法,运算效率明显提高。

1 具有旋转不变性的形状上下文特征

形状上下文(Shape Context, SC)特征具有良好的平移及尺度不变性,但不具有旋转不变性,这对于全景视角下的特征提取来讲是很致命的缺陷。以往的文献^[11]将每一个点的切向向量作为正轴,用相对边界代替绝对对边界计算每一个点的形状上下文,参考系沿着切线角度进行变换,以此来实现其旋转不变性。但人体姿态随机性及复杂性较高,显然对所有点计算切线方向是不实际的。本文通过计算图像二阶矩特征^[12]来表示人体轮廓的主轴方向,在计算 SC 之前,先对倾斜角进行补偿,以实现旋转不变性,该方法大大减少了算法的开销。

设 $f(x, y)$ 为人体剪影的二值图像, $f(x, y)$ 的 $p+q$ 阶矩为

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (1)$$

其中 $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$, $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$ 。则 $f(x, y)$ 的 $p+q$ 阶中心矩为

$$M_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (2)$$

由文献可知,主轴方向可以用二阶中心矩表示为

$$\varphi = \frac{\arctan(2M_{11}, M_{20} - M_{02})}{2} \quad \varphi \in [-90^\circ, 90^\circ] \quad (3)$$

为提高计算效率,可以只利用图像轮廓边缘点坐标来求主轴方向,与利用轮廓内所有坐标求主轴方向相比,前者虽存在一定的角度偏差,但是数值较小,约为 $\pm 3^\circ$ 。

根据全景相机的投影特点,位于视场中不同区域的目标投影方向是随机的,这与单目成像系统下人体投影均为正立的特点有所不同,因此增加了形状匹配的难度。根据光学成像原理分析,无论目标的位置及高度

如何变化,其投影结果均是以透镜轴心为中心沿半径方向从脚部指向头部,因此本文将全景视场进行区域划分,然后结合不同区域的投影特点和主轴方向来确定旋转角度,给予相应的补偿,最终使轮廓的主轴方向处于垂直状态.根据式(3),主轴方向的变化范围在 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 之间,如图1将整个视场平均划分成四个区域,并分别加以分析,其中箭头指向为人体站立方向.

设旋转前轮廓上任意一点为 $p(x, y)$, 旋转后置于点 $p'(x', y')$. 则变换公式(取顺时针为正方向)为

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} \quad (4)$$

当目标位于区域一时, $\varphi > 0$, 主轴沿顺时针方向旋转, 旋转角 $\beta = 90^\circ - \varphi$; 目标位于区域二时 $\varphi < 0$, 主轴沿逆时针方向旋转, 旋转角 $\beta = -(90^\circ + \varphi)$; 当目标位于区域三时, $\varphi > 0$, 主轴沿逆时针方向旋转, 旋转角 $\beta = 90^\circ + \varphi$; 位于区域四时, $\varphi < 0$, 主轴沿顺时针方向旋转, 旋转角 $\beta = -(90^\circ - \varphi)$. 将上述分析结果分别带入式(4), 可校正全景视场下任意位置的人体投影. 视场中各区域内目标的主轴方向示意图如图1, 图中箭头方向表示人体站立方向.

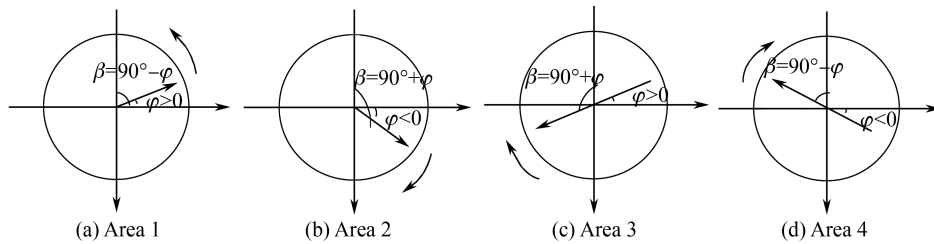


图1 全景视场下各区域内目标的主轴方向示意图

Fig.1 The diagram of principal axes direction in each area under panoramic view

接下来对主轴方向统一的测试对象及模板图像分别进行形状上下文特征提取,并计算两者间的匹配代价.具体流程如下:

1) 获取采样点.提取前景图像轮廓,由于相邻轮廓点之间的信息是高度相关的,故对边缘点进行均匀采样可以减少冗余计算,记采样点数为 N .图2分别为由 POSER 三维人体仿真软件建立的人体摔倒模板和测试图像,该步骤应保证模板图像中的采样点数不小于测试图像中的采样点数,图3为两幅图像的采样结果.



图2 模板图像及测试图像

Fig.2 Template image and test image

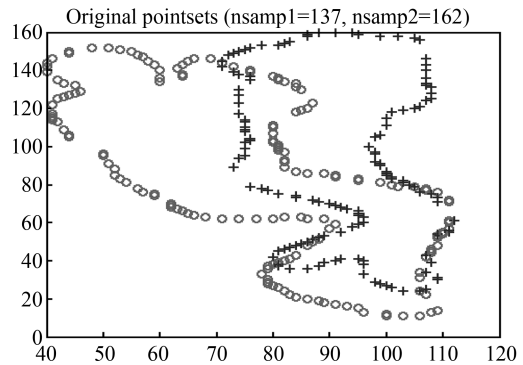


图3 采样结果

Fig.3 Sampling results

2) 对数极坐标系的建立.首先利用式(5)将笛卡尔坐标系下的采样点映射到极坐标系

$$\begin{cases} r = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} \\ \theta = \arctan[(y - y_0)/(x - x_0)] \end{cases} \quad (5)$$

式中 (x_0, y_0) 为笛卡尔坐标系下的点, (x, y) 是对应极坐标下的点.为了简化尺度变换的计算量,再将极坐标系转换成对数极坐标系.在对数极坐标系下分别将 $\log r$ 和 θ 作 A, B 等分,通常情况下 $A=5, B=12$.这样得到了轮廓上的每一个点与剩下的每一个点的相对分布,显然目标的点数越多,包含的相对位置信息量也就越大,描述目标形状特征也就越准确,但同时也会耗费更多的运算时间.

3) 直方图半径归一化.为保证尽可能多的点能够落在直方图区间,计算所有采样点之间的距离,用距离

的平均值将 log-polar 直方图的径向距离归一化,如公(6).同时该过程也保证了形状上下文描述符的尺度不变性.

$$h_x(i) = H_x(i) / \sum_{i=1}^N H_x(i)$$

$$h_y(i) = H_y(i) / \sum_{i=1}^N H_y(i) \quad (6)$$

式中, H_x 和 H_y 分别代表采样点的横纵坐标值的集合.

4) 形状上下文的直方图统计. 设采样点集 $p = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 将任意一点 p_i 与剩下的 $N-1$ 个点构成形状直方图, 计算公式为

$$h_i(k) = \#\{q \neq p_i : (q - p_i) \in \text{bin}(k)\} \quad (7)$$

式中, $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, K 为方向参数和距离参数的乘积(本文 $K=60$). 若模板图像与测试图像分别有 m 和 n 个采样点, 则最终可得到 m 和 n 个形状直方图, 如图 4 所示, 图中区间内的数字表示落入该区间内的特征点个数.

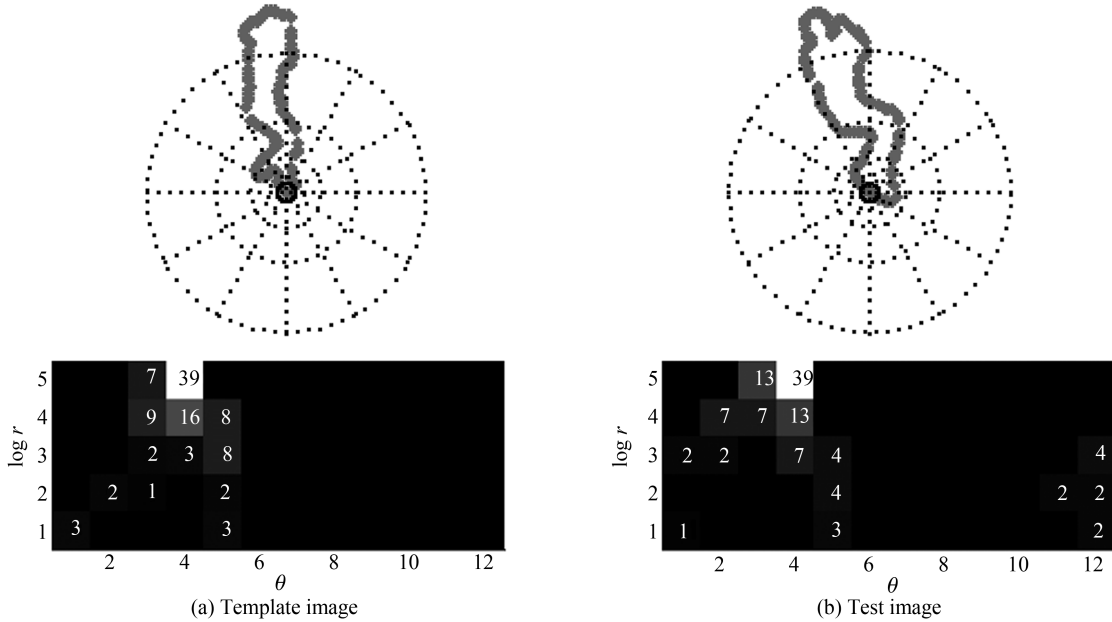


图 4 形状上下文直方图
Fig.4 Shape context histograms

5) 剪枝处理. 在同一坐标系下计算测试图像和模板图像的采样点之间的欧式距离, 并将所有欧式距离的平均值设为剪枝的阈值. 若距离大于设定阈值, 则直接赋予匹配函数一个较大的值, 不用于后续直方图匹配计算.

6) 计算采样点间的匹配代价. 计算出两幅图像上每一点的形状上下文描述符, 并采用卡方距离作为匹配代价, 其值越小, 则匹配度越高. 匹配函数如式(8)所示

$$C(p_i, q_j) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n [g_i(k) - h_j(k)]^2 / [g_i(k) + h_j(k) + \epsilon] \quad (8)$$

式中: g_i 和 h_j 分别为待测图像第 i 个采样点和模板图像中第 j 个采样点的形状上下文描述符, $g(k)$ 和 $h(k)$ 分别表示描述符的第 k 个分量. 为防止公式右侧的分母为零, 在分母上加上一个很小的正值 ϵ .

7) 计算两幅图像形状的相似度. 利用两幅图像的采样点之间的匹配距离可以构造一个代价矩阵, 利用匈牙利算法寻找一个最优匹配, 利用式(9) 最小化整个匹配代价.

$$H(\pi) = \sum_i C(p_i, q_{\pi(i)}) \quad (9)$$

这样就可以得到两个形状之间相似采样点的对应关系. 然后利用薄板样条插值运算 (TPS 变换)^[13] 来衡量两个形状之间的转变, 最终的形状匹配距离用估计的变换来表示, 如式(10).

$$D_{sc}(P, Q) = \frac{1}{m} \sum_{p \in P} \arg \min_{p \in P} C[p, T(q)] + \frac{1}{n} \sum_{q \in Q} \arg \min_{p \in Q} C[p, T(q)] \quad (10)$$

式中 $T(\cdot)$ 表示估计的 TPS 形状转换, $D_{sc}(P, Q)$ 值越小, 说明两幅图像形状的相似度越高. 图 5 显示了利用 TPS 变换衡量两个形状之间转变的过程, 一共经过 5 次迭代, 图中只给出了第 1/3/5 次的迭代结果, 匹配距离依次为 0.240 2, 0.119 2, 0.101 4.

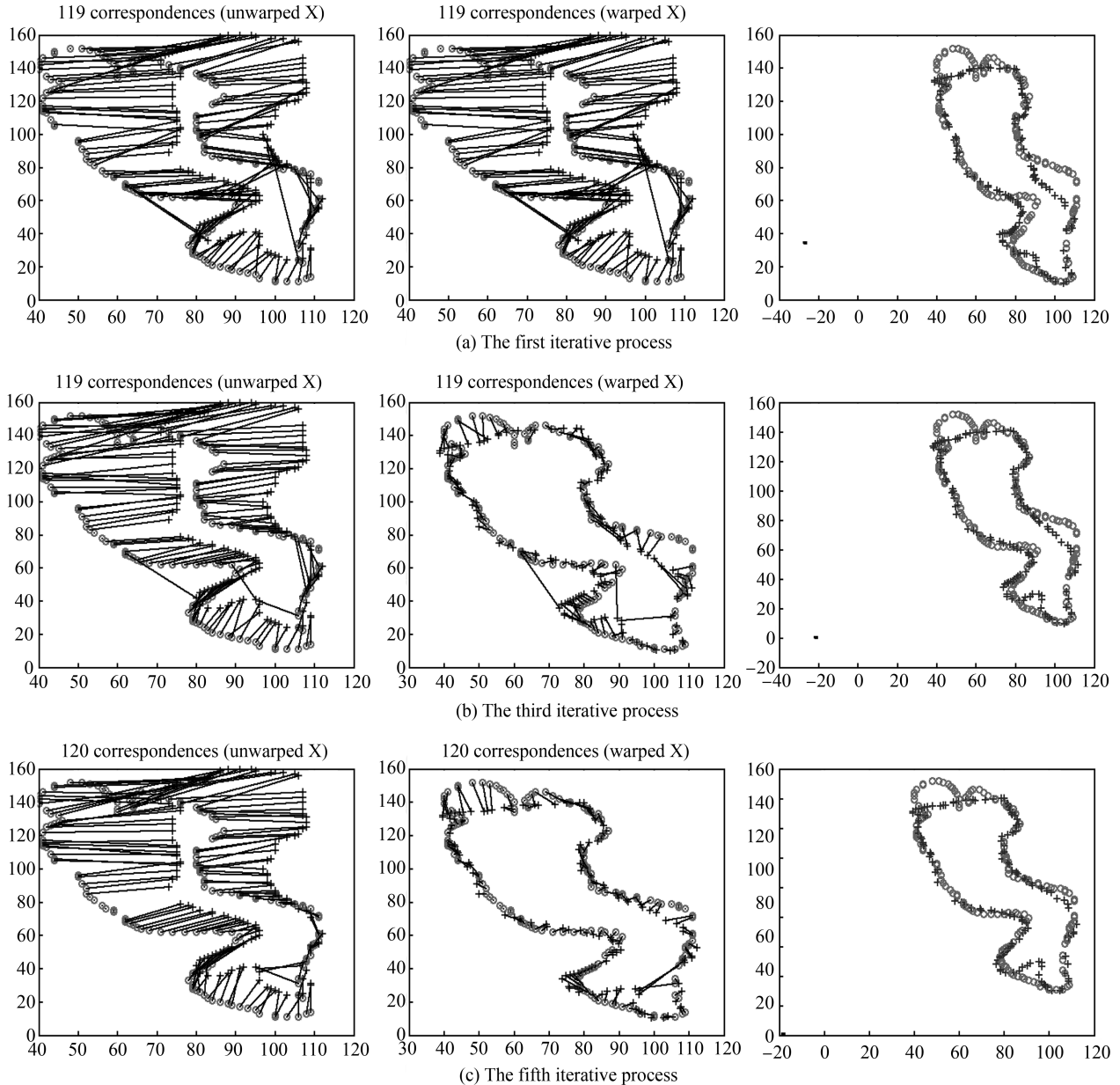


图 5 薄板样条插值变换过程
Fig.5 The process of TPS

2 基于自适应分块的金字塔核函数匹配

根据上述描述可知, 在步骤 6) 对两组采样点集进行形状上下文描述子匹配时, 每两个采样点间都需要对 60 维特征采用卡方距离进行匹配, 这使算法的运算量大大增加, 严重影响着系统的实时检测效率. 因此本文针对每两个采样点之间的匹配算法进行改进, 不需要逐个计算每两点所对应的形状直方图在每个维度上的匹配距离, 而是利用金字塔匹配核函数直接评价两个特征集合的相似程度.

2.1 金字塔匹配核函数 (Pyramid Match Kernel)

Grauman 和 Darrell 在 2005 年提出了金字塔匹配核 (Pyramid Match Kernel, PMK) 算法, 它的核心思

想是先把无序特征集映射到多分辨率直方图中,依次计算多分辨率直方图的交集,最后将两个特征集在不同分辨率下的最优匹配加权求和作为两幅图像的相似性度量,其权值正比于每一层直方图的分辨率^[14].由此可见,金字塔匹配只具有与特征向量数量成线性关系的时间复杂度,相比于其他具有二次或三次时间复杂度的匹配算法,其运算效率明显提高.

设两个 d 维特征集合 X, Y , 其金字塔匹配核函数为

$$K_{\Delta}[\psi(X), \psi(Y)] = \sum_{i=1}^L \frac{1}{2^i} \{ \tau[H_i(X), H_i(Y)] - \tau[H_{i-1}(X), H_{i-1}(Y)] \} \quad (11)$$

式中, X, Y 为特征空间内两个特征集合; $\psi(X), \psi(Y)$ 为 X 和 Y 的金字塔形状直方图的集合; $L = \log_2 D$, D 是特征空间定义域大小; $1/2^i$ 为第 i 层直方图的权重^[15]; $H_i(X), H_j(X)$ 为所有向量在第 i 层分辨率下形成的 X 和 Y 的直方图, 维度均为 $(D/2^i)^d$; τ 为直方图交集的大小.

2.2 基于自适应分块的金字塔匹配算法改进

从形状上下文直方图(如图4)中每个区间内的数值中可以直观地看出,由于人体轮廓呈“带状”,其形状上下文特征通常不会完全分布在一个超立方空间,在任意一个采样点的60维特征空间中,每一维上的特征点个数差异较大,且整体分布过于稀疏.传统的PMK算法将特征空间初始分割成若干个 d 维边长为 2^i 的区间块,这样当区间块的边长均以2倍关系逐层扩展时,分布密集一维的特征点的汇聚速度相对更快,这就导致分布稀疏的一维拖延了整个点集的汇聚时间,最终匹配多数发生在分辨率低的层,这样经式(10)计算得到的结果准确率明显降低.为此本文提出一种自适应分块的PMK匹配算法,它的核心思想是根据特征点在各维度上的分布范围给每个维度的匹配赋予不同的收敛系数,以保证各个维度上的点集汇聚速度一致.以简单的二维特征空间为例,图6给出了原始PMK和改进后PMK算法的收敛过程示意图.

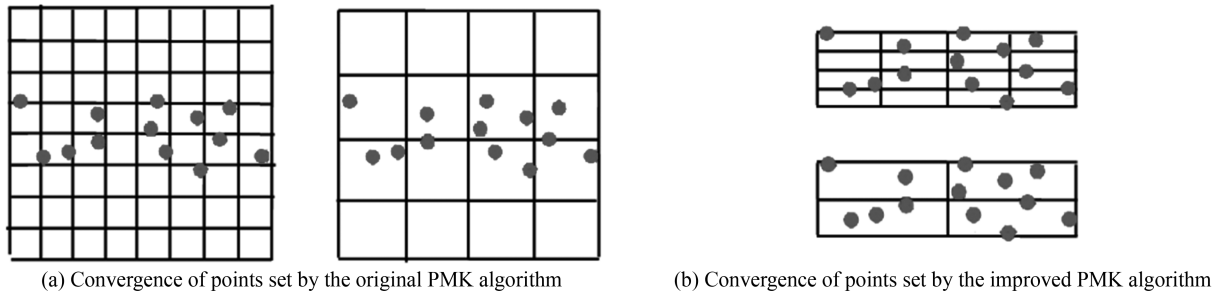


图6 原始PMK和改进PMK算法收敛策略的比较

Fig.6 Comparison of convergence strategy between the original PMK and the improved PMK algorithm

从图6(a)中可以看出,原始PMK算法对于类似“带状”分布的特征点集,较长边(特征点分布较稀疏的一维)上的特征点汇聚速度相对较短边更慢,而图6(b)中利用改进的PMK算法自适应调节了收敛区间的边长,使两边上的特征点汇聚速度一致,下面具体介绍算法中关于收敛系数的确定过程.

定义 d 维空间中一个含有 n 个特征点的集合为: $\{(x_{1,1}, \dots, x_{1,d}), \dots, (x_{n,1}, \dots, x_{n,d})\}$, 第 j 维空间内点集取值范围表示为: $r_j = \max_{i=1}^n(x_{i,j}) - \min_{i'=1}^n(x_{i',j})$, $j = 1, 2, \dots, d$, 并记这 d 个维度中点集分布范围最小值为 r_{\min} . 传统PMK算法中区间各边长均以2倍比例逐层增加,然后以 $\log_2 r_j$ 形式对集合进行收敛,最终使所有特征点汇聚到一个大区间.为了均衡收敛速度,改进的PMK算法中区间边长以 r_{\min} 为基准,设各维度的收敛系数为 s_j , 则有

$$\log_{s_j} r_j = \log_2 r_{\min} \quad (12)$$

经解算, $s_j = r_j^{1/\log_2 r_{\min}}$. 通常为了防止收敛速度过慢,收敛系数会设置一个下限值,由于原始PMK算法中各维度的收敛系数均为2,因此本文将下限值设为2,故最终的收敛系数 s'_j 表示为

$$s'_j = \max(r_j^{1/\log_2 r_{\min}}, 2) \quad (13)$$

由于人体运动过程自由度较大,特征点分布的随机性较强,通常会出现 r_{\min} 值过小的情况,这时根据式(12)计算得到的收敛系数会比较大,导致点集内的所有点会迅速收敛到一个大区间,显然这对匹配是没有意义的.经过大量仿真实验观察,本文将 r_{\min} 的下限值设为8,则有

$$r_{\min} = \max[\min_{j=1}^n(r_j), 8] \quad (14)$$

在仿真过程中,首先根据模板轮廓的上下文特征分布计算收敛系数,然后将相同的收敛系数应用到测试轮廓中,以保证匹配结果的合理性.

3 实验结果及分析

首先验证改进 PMK 算法的有效性,将图 7(a)站立姿态的轮廓作为样本,图 7(b)和 7(c)中站立和坐着的两种姿态轮廓作为测试图像,先提取这三个轮廓的形状上下文特征,然后依次采用原始 PMK 算法和改进 PMK 算法分别对 7(a)和 6(b)、7(a)和 7(c)这两组图像进行特征匹配,图 7 给出了两种算法分别针对这三个轮廓的采样点特征而得到的逐层匹配结果.

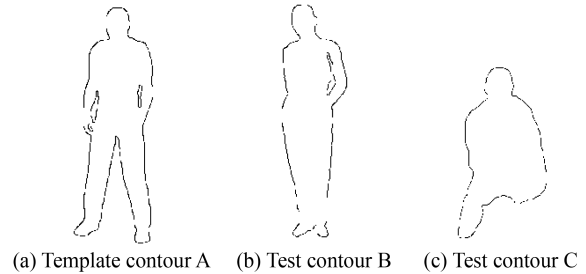


图 7 轮廓图像

Fig.7 Contour images

从图 8 中数据可以看出,虽然图 7(a)和 7(b)两幅图像的轮廓十分相似,但是在分辨率相对较高的层匹配度并没有很高,而图 7(b)在第 7 层的匹配度出现了陡然增加,导致最终的匹配度在数值上与图 7(c)没有明显的差距,不满足直观判断.产生这一现象的主要原因是由于数量有限的采样点会稀疏地分布在高维特征空间,导致在分辨率高的匹配层,匹配点对落在同一区间的概率比较小,大部分匹配只发生在低分辨率层.

图 9 为利用自适应分块的 PMK 算法进行逐层匹配的结果,可以看出两次匹配的结果有了明显的差异,前者的匹配度明显高于后者,这是由于收敛区间边长的调整使各维度收敛速度一致,大多数匹配都率先发生在高分辨层,可见自适应分块思想有效地改善了金字塔匹配核算法的收敛策略,显著地提高了特征提取的准确性,为分类识别提供了可靠依据.

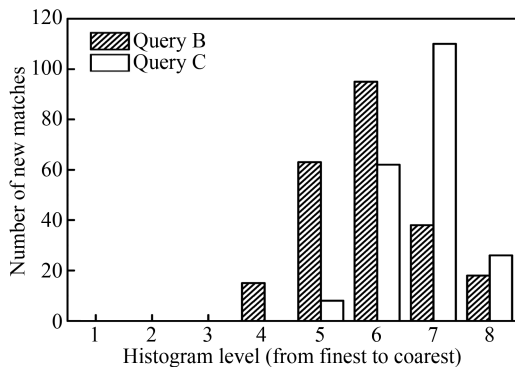


图 8 原始 PMK 算法匹配结果

Fig.8 Matching result of original PMK algorithm

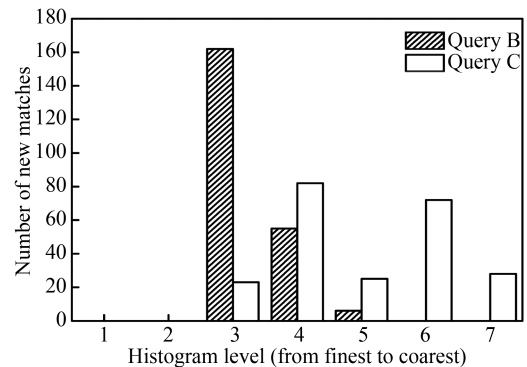


图 9 改进 PMK 算法匹配结果

Fig.9 Matching results of improved PMK algorithm

为验证所提出的人体特征提取算法能够有效用于全景视场下人体姿态识别,本课题组建立一套室内摔倒自动检测系统.该系统采用型号为 6002A-JT 的 230°超大广角镜头,实物如图 10,实验中将全景相机固定在 5 m 高的天花板上,利用网口传输数据,视频帧大小为 1 280×960,帧频为 25 帧/s,实验环境为 3.6 GHz CPU,8.0 GB 内存.采集结果如图 11 所示.

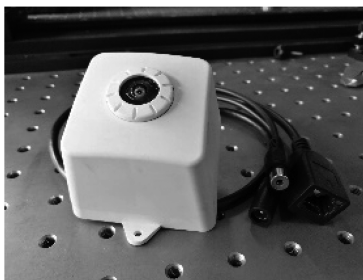


图 10 全景相机实物图
Fig.10 Panorama camera



图 11 全景图像
Fig.11 Panorama image

根据吸顶式全景相机的成像规律:人体宽度信息主要在圆周方向表达,高度信息主要在径向方向表达.而全景相机的畸变量主要体现在圆周方向,也就是说相对于宽度方向的畸变,物体的高度方向的畸变量并不明显.另外吸顶式全景相机,其边缘的畸变量较大,而室内环境边缘多以墙壁或窗户构成,本课题所研究的人体活动范围多以中心视场为主,此处的畸变量对算法的判别影响不大.实验中采用5个人在全视场下4个不同位置处用5种不同姿势的摔倒状态作为样本集,图12只显示了样本集中的24幅图像作为参考.



图12 模板图像

Fig.12 Template images

测试环节针对20个测试者,每人采集10段视频序列,每段视频中均包含行走,跑步,坐下及摔倒等行为了,为了直观地评估匹配结果,利用关键帧提取算法选取四幅分别含有行走,跑步,坐下,摔倒姿态的图像,作为测试图像,如图13.

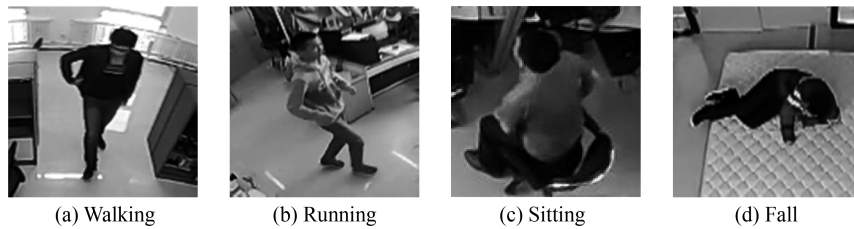


图13 测试图像

Fig.13 Test images

然后利用本文提出的自适应分块PMK算法将模板与实测图像的形状上下文特征进行匹配.图13为4幅测试图像分别与24幅模板图像之间的匹配距离.

表1 形状上下文特征的匹配结果

Table 1 Matching results of shape context features

Template Test image	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
(a)	0.262 3	0.212 5	0.187 6	0.218 6	0.180 6	0.394 3	0.182 1	0.431 5	0.388 7	0.192 3	0.326 7	0.485 4
(b)	0.298 7	0.121 4	0.216 7	0.236 4	0.176 8	0.358 8	0.201 2	0.398 7	0.413 0	0.189 6	0.315 0	0.398 7
(c)	0.536 8	0.498 7	0.548 7	0.398 7	0.449 5	0.531 2	0.405 4	0.198 5	0.379 9	0.438 5	0.353 7	0.227 8
(d)	0.129 1	0.116 8	0.136 8	0.137 5	0.119 5	0.121 4	0.125 9	0.182 8	0.118 2	0.107 0	0.169 7	0.170 1
Template Test image	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
(a)	0.311 2	0.242 5	0.294 7	0.256 9	0.211 4	0.441 0	0.493 7	0.434 9	0.245 5	0.254 5	0.341 2	0.354 2
(b)	0.327 4	0.325 4	0.354 7	0.245 7	0.197 7	0.462 9	0.431 8	0.460 5	0.314 5	0.224 5	0.325 8	0.316 5
(c)	0.411 2	0.442 4	0.394 2	0.392 4	0.539 7	0.472 0	0.429 0	0.432 5	0.447 1	0.537 6	0.425 8	0.505 7
(d)	0.133 4	0.099 6	0.108 7	0.096 5	0.103 7	0.237 0	0.230 2	0.204 6	0.186 4	0.114 5	0.109 6	0.125 5

从表1中每一纵行的数据可以看出,测试图像(a)~(c)与所有摔倒模板的匹配距离均明显大于图像(d)与模板的匹配距离.图像(d)所在行的横向数据可以看出图像(d)与个别摔倒模板的匹配度略有浮动,是因为人体自由度较大,同一种姿态的形状特征存在各异性,图表中的图像(d)只代表其中一种摔倒姿态,由此也可

以看出样本集数量及内容的选择对算法的鲁棒性影响较大。

最后为证明本文算法性能上的优越性,从 200 段均包含有行走,跑步,坐下及摔倒行为的视频序列中识别出摔倒行为.针对两组采样点集进行形状上下文描述子匹配环节,分别应用卡方距离,内部距离,原始 PMK 匹配算法及本文改进 PMK 算法,并均采用 K 均值聚类算法($k=3$)进行识别分类,最后分别从匹配算法的运行速度及系统的识别率两个方面对这四种算法性能进行对比分析,实验结果如表 2.

表 2 四种匹配算法性能比较

Table 2 Performance comparison of the four matching algorithms

	Chi-square distance	Inner distance	Original PMK	Improved PMK
Speed/s	0.485	0.612	0.213	0.158
Recognition rate/(%)	88.6	90.2	83.7	92.9

从表 2 可以看出,本文算法在运行速度上具有明显的优势,这是由于卡方距离和内部距离都是针对点与点之间的匹配,计算量较大.而 PMK 算法直接比较两个特征点集的相似度,只具有与特征向量数量成线性关系的时间复杂度,相比于其他具有二次或三次时间复杂度的匹配算法,运算效率明显提高.另外本文对 PMK 算法的收敛策略进行改进,更加有效地缩短了特征点的汇聚时间,因此运行速度优于其他三种算法.在识别率的比较上,原始 PMK 没有考虑到人体形状的“带状”特征,所以在收敛策略上存在弊端,严重影响了匹配结果,内部距离略优于卡方距离,这是由于内部距离不仅可以表示全局信息还可以描述局部信息,对目标的肢体变化及非刚性变化具有更好地鲁棒性,综合运行速度及匹配精度两方面因素可以得出本文提出的基于自适应分块的 PMK 算法具有更高的性能.

4 结论

对于传统形状上下文这种高维特征,在采样点匹配过程中通常会因运算量过大而导致匹配性能下降,为此本文提出了一种基于自适应分块的金字塔匹配核算法.针对形状上下文特征不具有旋转不变性的缺陷,本文结合光学成像原理及全景视场下人体投影特点,首先利用图像二阶中心矩对轮廓的主轴方向进行补偿.然后对方向校正后的轮廓提取形状上下文特征,在模板图像与测试图像中采样点匹配的过程中,采用自适应分块思想改进了金字塔匹配核函数(PMK)的收敛策略,通过计算各维度上特征点的分布范围自适应地调整该维度的收敛系数,从而保证了各个维度上的点集收敛速度一致,使有效匹配更多地发生在高分辨率匹配层.最后将该特征提取算法应用到室内摔倒检测系统中,验证了其可靠性,针对自由度较大的摔倒行为算法的鲁棒性依然很好,该算法为智能监控系统的稳定性提供了保障.

参考文献

- [1] ZHANG Guo-tai, GAO Zan, ZHANG Hua, *et al.* Human action description algorithm based on depth motion trajectory information[J]. *Journal of Optoelectronics Laser*, 2017, **28**(1): 100-107.
章国泰,高赞,张桦,等.基于深度运动轨迹信息的人体动作描述算法[J].*光电子·激光*,2017,**28**(1):100-107.
- [2] ZHANG Jing, GAO Wei, LIU An-an. Modeling approach of the video semantic events based on motion trajectories[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2013, **36**(9): 31-36, 40.
张静,高伟,刘安安,等.基于运动轨迹的视频语义事件建模方法[J].*电子测量技术*,2013,**36**(9):31-36,40.
- [3] AHAD M A R. Motion history image[M]. *Motion History Images for Action Recognition and Understanding*. London: Springer, 2013: 31-76.
- [4] LAPTEV I, LINDBERG T. On space-time interest points[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, **64**(2/3):107-123.
- [5] CHEN Liu, HUANG Pan-feng, CAI Jia. Space non-cooperative target detection based on improved features of histogram of oriented gradient[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2016, **37**(2): 717-726.
陈路,黄攀峰,蔡佳.基于改进 HOG 特征的空间非合作目标检测[J].*航空学报*,2016,**37**(2):717-726.
- [6] ZHANG Fei-yan, LI Jun-feng, SHEN Jun-min. Human behavior recognition based on the statistical characteristics of gradient and optical flow[J]. *Journal of Optoelectronics Laser*, 2015, **26**(8): 1593-1601.
张飞燕,李俊峰,沈军民.基于梯度和光流统计特性的人体行为识别[J].*光电子·激光*,2015,**26**(8):1593-1601.
- [7] LIU Ling-xia, SONG Qiang. Motion state recognition method based on 3d dynamic characteristics research [J]. *Microelectronics & Computer*. 2016, **33**(2): 92-95, 99.
刘凌霄,宋强.基于三维动态特征的运动状态识别方法研究[J].*微电子学与计算机*,2016,**33**(2):92-95,99.
- [8] FENG Xiang-wei, FENG Da-zheng, HOU Rui-li. Gaussian shape context descriptors[J]. *Journal of Xidian University*.

2016, **43**(4): 45-50.

冯祥卫,冯大政,侯瑞利. 高斯形状上下文描述子[J]. 西安电子科技大学学报,2016, **43**(4):45-50.

- [9] WU Xiao-yu, HE Yan, YANG Lei, *et al.* Binary image retrieval based on improved shape context algorithm[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, **23**(1): 302-309.
吴晓雨,何彦,杨磊,等. 基于改进形状上下文特征的二值图像检索[J]. 光学精密工程,2015,**23**(1):302-309.
- [10] BELONGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(4): 509-522.
- [11] WANG You-sheng, LI Guan-yu. Vascular image elastic registration algorithm based on smoothing spline function[J]. *Journal Of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2015, **29**(9): 1334-1339.
汪友生,李冠宇. 基于平滑样条函数的血管图像弹性配准算法[J]. 电子测量与仪器学报,2015,**29**(9):1334-1339.
- [12] WU Xiao-jun, ZOU Guang-hua. High performance template matching algorithm based on edge geometric features[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, **34**(7): 23-30.
吴晓军,邹广华. 基于边缘几何特征的高性能模板匹配算法[J]. 仪器仪表学报,2013,**34**(7):23-30.
- [13] HU Jun-hua, XU Shou-shi, CHEN Hai-lin, *et al.* Local invariant feature extraction based on salient measurement of second moment matrix[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2009, **36**(6): 103-108.
胡俊华,徐守时,陈海林,等. 基于二阶矩显著性估算的局部不变特征提取[J]. 光电工程,2009,**36**(6):103-108.
- [14] ZHANG Jun, ZHAO Guang-zhou, GU Hong. Improved pyramid matching kernel for high dimension[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2011, **16**(9): 1650-1655.
张俊,赵光宙,顾弘. 高维金字塔匹配核改进算法[J]. 中国图象图形学报,2011,**16**(9):1650-1655.
- [15] GRAUMAN K, DARRELL T. The pyramid match kernel: efficient learning with sets of features[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2007, **8**(2): 725-760.